基于地理探测器的鄂尔多斯干旱时空变化驱动因素分析

王思楠[1]， 吴英杰[1]， 王宏宙[2]， 黎明扬[3]， 王 飞[4]，
张雯颖[4]， 马小茗[5]， 于向前[1]

（1. 水利部牧区水利科学研究所，内蒙古 呼和浩特 010020；2. 北京师范大学国家安全与应急管理学院，广东 珠海 519087；3. 山东省水利科学研究院，山东 济南 250014；4. 内蒙古水利事业发展中心，内蒙古 呼和浩特 010020；5. 内蒙古自治区水利科学研究院，内蒙古 呼和浩特 010010）

摘 要： 干旱是鄂尔多斯市最严重的自然灾害之一，频发的干旱加剧土地荒漠化进程、导致草场植被退化。因此，研究该地区干旱对科学防旱抗旱、沙漠化治理与生态建设具有重要意义。基于干旱严重程度指数（Drought Severity Index，DSI），探究干旱的时空动态、变化趋势并利用地理探测器模型分析DSI空间分异性的驱动因子。结果表明：（1）鄂尔多斯蒸散发（Evapotranspiration，*ET*）和归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）均呈显著增加趋势（$P<0.05$），增加速率依次为：4.291 mm·a^{-1}和0.004 a^{-1}。（2）DSI年际变化整体也呈显著上升趋势，趋势变化速率为0.089。*ET*和NDVI呈现出西南低、东北高的空间格局，潜在蒸散发（Potential Evapotranspiration，*PET*）呈现出西南高、东北低的空间格局，而DSI呈现西部干旱东部湿润的分布特征。（3）DSI的空间分异主要受气温、降水、土地利用类型、土壤类型和高程（Digital Elevation Model，DEM）等5个因子影响，是鄂尔多斯干旱的主要驱动因素；在多因子交互作用下，气温和DEM、降水和DEM、日照时数和DEM、相对湿度与DEM共同驱动干旱，其中降水（0.156）∩DEM（0.248）对干旱发生的影响力最强，q达到0.389。该研究结果可为鄂尔多斯生态环境保护和抗旱管理措施制定提供科学依据。

关键词： 鄂尔多斯；DSI干旱指数；地理探测器；时空变化；驱动因素

干旱是世界上最严重的自然灾害之一，主要通过降水减少和气温上升，产生对农业和人类健康的不利影响[1-3]。另外，干旱还可能抑制植被生长，导致森林火灾爆发，降低农作物产量[4-6]。因此，及时准确获取研究区干旱情况能够为农业生产和抗旱减灾提供有效技术支撑。

传统干旱监测方法依赖于气象站点数据和人工测量的土壤湿度参数，尽管在时间分辨率上具有较高精度，但其空间分辨率受限于站点的布设密度。此外，人工监测干旱的过程耗费大量人力物力，难以实现空间上具有连续性的干旱动态监测[7]。与之相比，卫星遥感数据具有空间覆盖广、时空连续性强、时间周期短的特点，在区域尺度上具有明显优势[8-10]。与传统基于卫星遥感数据的干旱监测指数相比，干旱严重程度指数（DSI）[11]在综合性、适用性和精准性方面具有明显优势。首先，DSI通过结合植被生长状况的归一化植被指数（NDVI）与蒸散发比率（*ET/PET*），实现了对干旱状况的多维度综合评估，相较于仅依赖单一气象或植被指标的指数，如条件植被温度指数（VTCI）[12]、植被供水指数（VSWI）[13]和作物缺水指数（CWSI）[14]，具有更强的解释力。温度植被干旱指数（TVDI）[15]也是一种重要的干旱监测工具，它通过地表温度和NDVI的关系来评估植被的水分胁迫，但其综合评估能力可能

收稿日期： 2024-05-21； **修订日期：** 2024-09-13
基金项目： 内蒙古自治区自然科学青年基金（2023QN05003）；鄂尔多斯市科技计划项目（2022YY018）；内蒙古自治区重点研发和成果转化计划（2022YFHH0100）；国家自然科学基金（42072291）；2022年度自治区本级引进高层次人才科研支持
作者简介： 王思楠（1993-），男，博士，工程师，主要从事大范围干旱监测模拟研究. E-mail: nmgnydx2016@163.com
通讯作者： 吴英杰. E-mail: 508188330@qq.com

不及DSI,因为TVDI主要依赖于温度和植被的直接关系,未能充分考虑蒸散发等其他因素。其次,DSI在多尺度空间上具有良好的适应性,适用于区域至全球范围的干旱监测,且能够捕捉干旱的动态变化过程,特别是在应对气候变化引发的长期干旱和短期极端干旱事件时,具有更高的时空分辨率。相比之下,垂直干旱指数(PDI)[16]和改进型垂直干旱指数(MPDI)[17]等指标在描述植被水分胁迫时的适用性相对有限。最后,DSI不仅在农业干旱监测中表现优异,还能有效应用于生态和气象干旱的监测,提供更为精准的时空干旱变化特征描述,因而在各种气候条件下具有广泛的应用前景[9,18-20]。

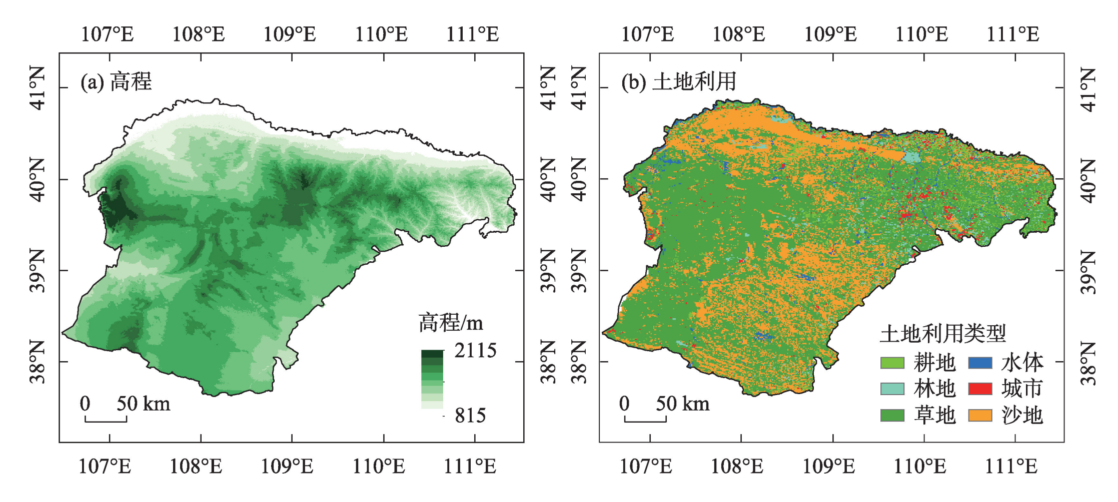
许多研究已经基于干旱严重程度指数(DSI)展开,并且其应用范围不断扩展。Gang等[21]对2000—2011年全球草地生态系统干旱状况进行了评价,大多数草地生态系统处于接近正常状态。Khan等[22]利用DSI指数发现干旱在全球范围内反复出现,某些地区比其他地区经历更极端的旱季。Wang等[23]发现,DSI与土壤水分的关系主要受蒸散量与土壤水分的关系控制,其能准确捕捉内蒙古的典型干旱过程。刘珺等[24]利用修正DSI对山西干旱特征的分析表明,修正后DSI的监测等级与实际发生干旱面积相关性较高。尽管目前针对遥感干旱的研究很多,但对鄂尔多斯遥感干旱的研究不够全面和深入,也会因站点分布不均导致气象干旱监测的准确性较低,DSI遥感干旱指数则可以弥补这一缺陷。此外,传统的相关性分析法无法准确描述干旱对于驱动因子的复杂响应。地理探测器可以探测空间的分异性,也可以揭示其背后的驱动力,不受时滞效应的限制,同时能够耦合自然和其他影响因素共同进行分析。

鄂尔多斯地处温带草原与荒漠的过渡带,植被稀疏,生态环境脆弱,是中国典型的以农牧业为主要生产的地区。干旱是鄂尔多斯的主要气象灾害,当地生态干旱损失突出,不仅面临着农作物减产问题,还会导致畜牧的饲草料短缺。鉴于此,本文的主要研究目标是:(1)研究干旱时空演变规律,揭示湿润、正常和干旱变化情况;(2)定量评价气温等气象因子、土地利用类型和土壤类型等10个因子对DSI的影响及因子间的交互作用关系。研究结果旨在明晰鄂尔多斯干旱变化的驱动机理,以此为区域防灾减灾提供科学参考。

1 数据来源与研究方法

1.1 研究区概况

鄂尔多斯市(106°42′40″~111°27′20″E、37°35′24″~40°51′40″N)属于典型的温带干旱半干旱大陆性气候,年均气温6.2 ℃,降水量348.3 mm,70%的降水集中在7—9月。地势呈西南高东北低,地貌复杂,土壤类型多样,水分保持能力差异显著,进一步加剧了干旱的空间异质性。主要土地利用类型为草地和沙地,草地广泛分布于东部及沿黄河区域,而西部沙地则因长期干旱而面临荒漠化威胁(图1)。



注:底图采用自然资源部标准地图制作,审图号为GS(2019)1822号,对底图边界无修改。下同

图1 鄂尔多斯市高程及土地利用类型

Fig. 1 Elevation and land use types in Ordos City

1.2 数据来源

2001—2020年MOD16A2和MOD13A3数据均由美国国家航空航天局(NASA)网站下载(https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/)。MOD16A2包含8 d合成的实际蒸散量(ET)和潜在蒸散量(PET),分辨率为0.5 km,适用于气候变化、生态水文等研究领域;MOD13A3为月度合成的归一化植被指数(NDVI),分辨率为1 km,能够持续监测植被覆盖度和生长状况。将ET、PET和NDVI统一至1 km分辨率。2001—2020年的月平均气温、总降水量、风速和日照时数数据来自国家地球系统科学数据中心黄土高原分中心(http://www.loess.geodata.cn/)。这些数据基于WorldClim高分辨率气候数据,并通过Delta降尺度方法将CRU发布的全球0.5°气候数据在中国区域进行降尺度处理,生成的空间分辨率为0.0083333°(约1 km)。DEM高程数据来源于地理空间数据云平台(http://www.gscloud.cn)中的GDEMV3数字高程数据,其空间分辨率为30 m,在此基础提取该DEM数据的坡度信息。土地利用类型数据、土壤类型分布数据和地表粗糙度数据均来源于中国科学院资源环境科学数据中心(http://www.resdc.cn)。2020年1 km空间分辨率的中国土地利用数据提供了全国范围内的土地利用类型信息,涵盖了耕地、林地、草地、建筑用地等多种类型。这些数据在评估人类活动对生态环境及水分平衡的影响中起着关键作用。土壤类型分布数据为中国1:1000000土壤类型数据,详细描述了不同区域的土壤质地、渗透性和水分保持能力。为了确保分析的一致性和对比性,所有数据均进行了重采样处理,使得它们的分辨率均统一为1 km。

1.3 研究方法

1.3.1 DSI指数　DSI通过NDVI来指示植被的生长状况,并使用ET/PET的比值来反映植被的水分胁迫情况,可以同时指示气象干旱和农业干旱,DSI值越大,表明越湿润。具体计算公式如下:

$$Z_{\mathrm{NDVI}_i}=\frac{\mathrm{NDVI}_i-\overline{\mathrm{NDVI}}}{\delta_{\mathrm{NDVI}}} \tag{1}$$

$$Z_{(ET/PET)_i}=\frac{(ET/PET)_i-\overline{ET/PET}}{\delta_{ET/PET}} \tag{2}$$

$$Z_i=Z_{\mathrm{NDVI}_i}+Z_{ET/PET_i} \tag{3}$$

$$\mathrm{DSI}_i=\frac{Z_i-\overline{Z}}{\delta_Z} \tag{4}$$

式中:Z_{NDVI_i}、$Z_{(ET/PET)_i}$分别为2001—2020年第i年的NDVI、ET/PET值;$\overline{\mathrm{NDVI}}$和δ_{NDVI}分别为2001—2020年NDVI的平均值和标准差;$\overline{ET/PET}$和$\delta_{ET/PET}$分别为2001—2020年ET/PET的平均值和标准差;$\overline{Z}$和δ_Z分别为2001—2020年Z的平均值和标准差;干旱划分标准见参考文献[25]。

1.3.2 一元线性回归趋势分析　趋势分析法可逐像元模拟其研究时间范围内的变化趋势。通过计算ET、PET、NDVI和DSI每个像元的年平均值,获得2001—2020年年平均ET、PET、NDVI和DSI的空间分布情况,采用趋势分析法分析时间序列中ET、PET、NDVI和DSI的变化趋势,公式[26]如下:

$$\theta_{Slope}=\frac{n\times\sum_{i=1}^{n}i\times A_i-\sum_{i=1}^{n}i\times\sum_{i=1}^{n}A_i}{n\sum_{i=1}^{n}i^2-\left(\sum_{i=1}^{n}i\right)^2} \tag{5}$$

式中:A_i为第i年ET、PET、NDVI和DSI的平均值;n为研究的时间长度。

1.3.3 地理探测器　地理探测器是一种基于空间异质性分析的统计工具,旨在揭示驱动因素背后的空间分布规律和机理。本研究采用地理探测器中的因子探测模块和交互作用探测模块,定量分析各驱动因子对DSI的影响强度(q值),并进一步探讨不同因子之间的交互效应对DSI空间变异的共同驱动作用。q的表达式[27]如下所示:

$$q=1-\frac{\sum_{h=1}^{L}N_h\sigma_h^2}{N\sigma^2}=1-\frac{SSW}{SST} \tag{6}$$

式中:h=1,2,…,L为变量Y或因子X的分类或分区;N和N_h分别为全区和层h的单元数;σ_h^2和σ^2分别为层h和全区的Y值方差;SSW与SST分别为层内方差之和与区域总方差。

交互探测器模块对影响DSI的不同影响因子的交互作用进行探测,从而判断出不同因子共同作用时对DSI的影响情况,判断方式见表1。

表1　DSI影响因子交互作用类型

Tab. 1　DSI impact factor interaction type

交互作用	判定依据
非线性减弱	$q(X_1\cap X_2)<\min[q(X_1), q(X_2)]$
单因子非线性减弱	$\min[q(X_1), q(X_2)]<q(X_1\cap X_2)<\max[q(X_1), q(X_2)]$
双因子增强	$q(X_1\cap X_2)>\max[q(X_1), q(X_2)]$
独立	$q(X_1\cap X_2)=q(X_1)+q(X_2)$
非线性增强	$q(X_1\cap X_2)>q(X_1)+q(X_2)$

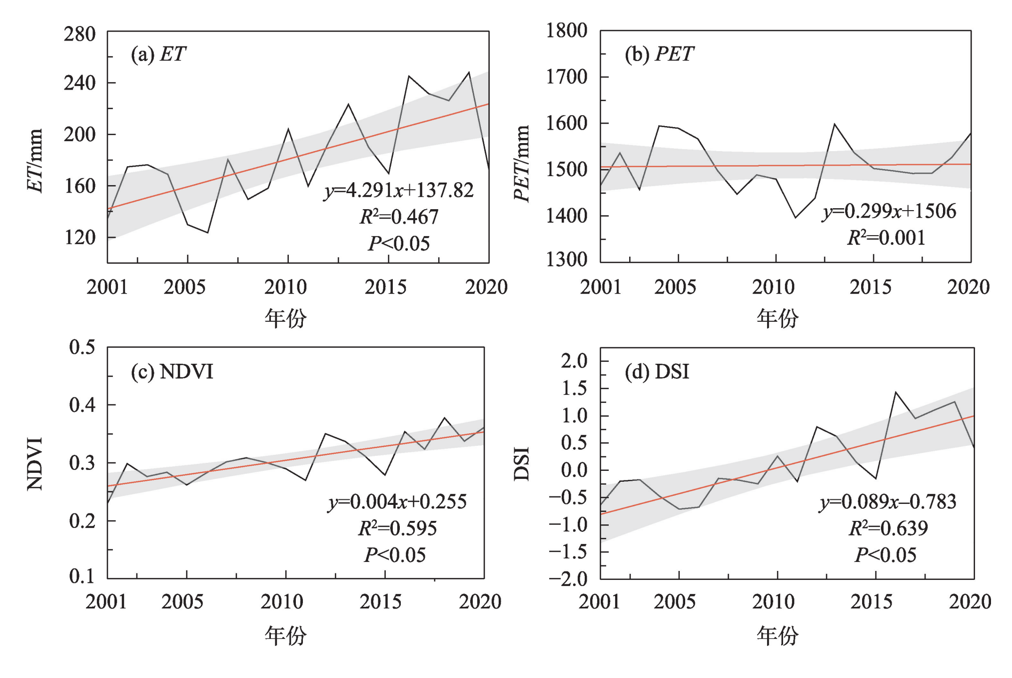
1.3.4 驱动因子选取 本研究选取了气温、降水、风速、日照时数、相对湿度、土地利用类型、土壤类型、高程、坡度及坡向等10个驱动因子。这些因子涵盖了从自然环境到人类活动的广泛因素。其中气温和降水作为核心气候因素，直接影响着干旱的发生与演变，是干旱监测中最关键的变量。气温通过调控蒸发量影响地表水分收支，而降水则是补充地表水资源的主要来源。相对湿度则综合反映了空气中的水分含量，与干旱的发生及地表水文过程密切相关，是衡量干旱严重程度的重要参数。高程对气温和降水的分布有显著影响，高海拔区域通常温度较低，降水较多，而低海拔区域则可能更加干燥。坡度和坡向作为地形因子，对水分的空间分布起到关键作用。坡度较大的区域易发生水分流失，增加土壤侵蚀的风险，这些区域通常更加干旱。而坡向则决定了接受日照的强度和持续时间，北坡向通常较湿润，南坡向则相对干燥，日照和降水的不同分布直接影响局部干旱的发生。土壤类型的不同在干旱过程中表现出显著差异，例如砂质土壤渗透性强，易于失水，而黏质土壤保水性较好，干旱发生速度较慢。土地利用类型作为衡量人类活动对干旱影响的重要指标，能够揭示土地利用变化对区域水文过程的干扰。耕地、草地、森林和城市用地等不同的土地利用方式对土壤湿度、地表水文过程和蒸散发等有不同的影响，例如耕地通常增加了地表径流，降低了水分渗透率，而草地和森林则有助于保持水分、减少干旱的发生频率。

2 结果与分析

2.1 干旱时空变化特征

根据图2可知，研究期间DSI及其计算组分的年际波动不大。2001—2020年鄂尔多斯地区*ET*、*PET*和NDVI均呈显著增加趋势($P<0.05$)，增加速率依次为：4.291 mm·a^{-1}、0.299 mm·a^{-1}和0.004 a^{-1}。DSI年际变化整体也呈显著上升趋势(变化速率为0.089，$P<0.05$)，此外，在2010年DSI发生由负转正的改变。

2001—2020年鄂尔多斯地区多年平均*ET*、*PET*、NDVI和DSI的分布存在明显的空间异质性(图3)，*ET*和NDVI的空间格局西南低、东北高，*PET*则呈现出相反的空间格局，而DSI呈现西部干旱东部湿润的分布特征。多年平均*ET*波动范围为26.515~445.730 mm，*PET*波动范围为430.650~1690.810 mm，NDVI波动范围为0.028~0.816，DSI波动范围为−0.230~0.209。具体来说，DSI低值主要位于鄂尔多斯中部；*ET*与*PET*呈现相反的分布特征；



注：灰色阴影为趋势变化95%的置信区间。

图2 鄂尔多斯2001—2020年*ET*、*PET*、NDVI和DSI年际变化特征

Fig. 2 Interannual changes of *ET*, *PET*, NDVI and DSI in Ordos from 2001 to 2020

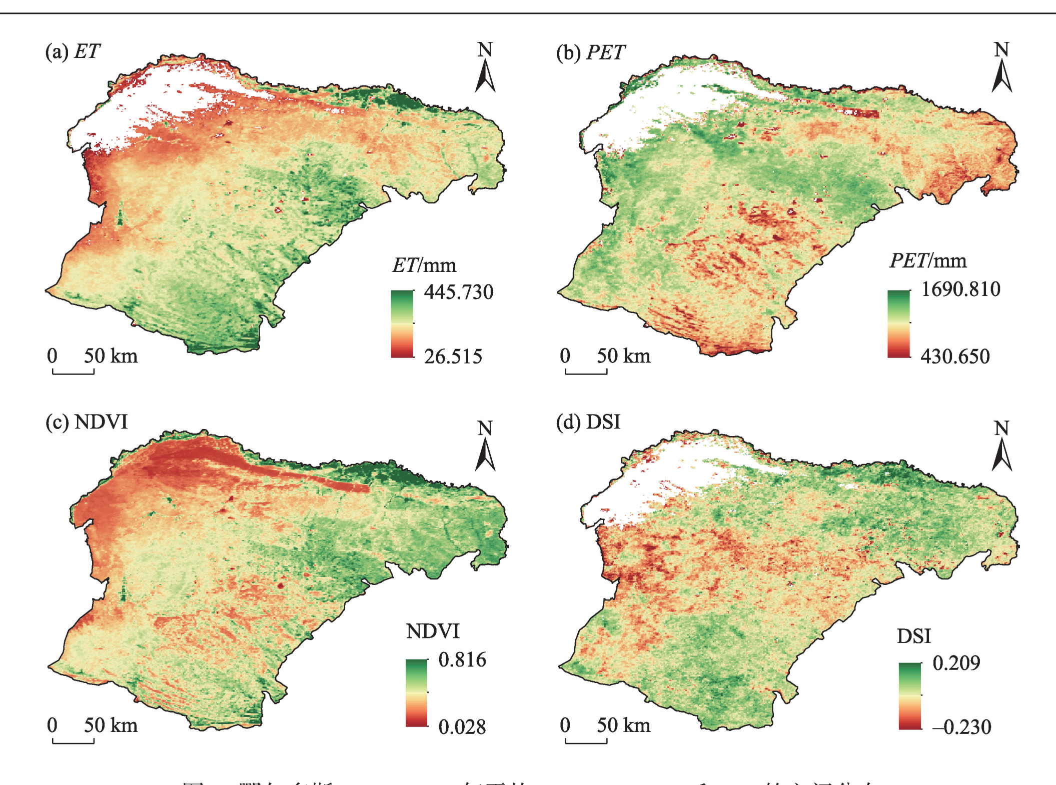


图3 鄂尔多斯2001—2020年平均*ET*、*PET*、NDVI和DSI的空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of mean *ET*, *PET*, NDVI and DSI in Ordos from 2001 to 2020

植被覆盖度较高的区域主要位于沿黄带以及鄂尔多斯东部。

由图4可知，*ET*空间变化率介于−7.194~18.515 mm·a^{-1}(图4a)，其中呈现增加趋势的面积占研究区植被覆盖面积的72.35%，且大部分区域(67%)通过了显著性检验($P<0.05$)(图5a)；仅27.65%的区域呈减少趋势，主要分布在库布齐荒漠附近。*PET*空间变化率介于−48.358~28.323 mm·a^{-1}(图4b)，其中呈现增加趋势的面积占研究区植被覆盖面积的64.36%，且小部分区域(19.34%)通过了显著性检验($P<0.05$)(图5b)；35.64%的区域呈减少趋势，主要分布在研究区西南部毛乌素沙地附近。内蒙古NDVI空间变化率介于−0.037~0.038 mm·a^{-1}(图4c)，植被NDVI增加区域主要分布于鄂尔多斯东部等；减少区域主要为中西部，且小部分区域(28.94%)通过了显著性检验($P<0.05$)(图5c)。DSI空间变化率介于−0.151~0.171(图4d)，其中呈现增加趋势的面积占研究区植被覆盖面积的86.98%，且大部分区域(74.65%)通过了显著性检验($P<0.05$)(图5d)；仅13.02%的区域呈减少趋势，主要分布在鄂尔多斯中部。

鄂尔多斯干旱程度分级的面积变化(图6)结果表明，近20 a间发生不同程度干旱，其中干旱面积呈现减小的趋势，最大的年份是2001年，占比为93.23%，正常面积呈现减小的趋势，最大的年份是2011年，占比为34.95%，湿润面积呈现增加的趋势，最大年份是2013年，占比为85.57%。此外，2009年以前鄂尔多斯主要以干旱为主，自2009年以后主要以湿润为主，在2017年干旱和正常面积达到最大，2017年后干旱和正常总面积略有减少。

2.2 干旱驱动力分析

2.2.1 探测因子影响力分析 气候因子对DSI解释力较大的是气温与降水，其因子力(Power of Determinant, *PD*)值分别为0.141、0.156，解释力均值在10%以上。日照时数与相对湿度的解释力较低，分别为2.8%、5.7%。下垫面因子对DSI解释力较大的是DEM与土壤类型，其*PD*值分别为0.248、0.189。其中气温、降水、土壤类型与DEM对DSI的解释力较强，说明这四个因子对DSI的变化起主导作用(图7)。

2.2.2 因子交互作用分析 气温解释了14.1%的DSI动态变化，但与其他因子共同作用时，展现出显著的非线性增强效应。气温(0.141)∩相对湿度(0.057)＝0.263，气温∩DEM(0.248)＝0.375，气温∩

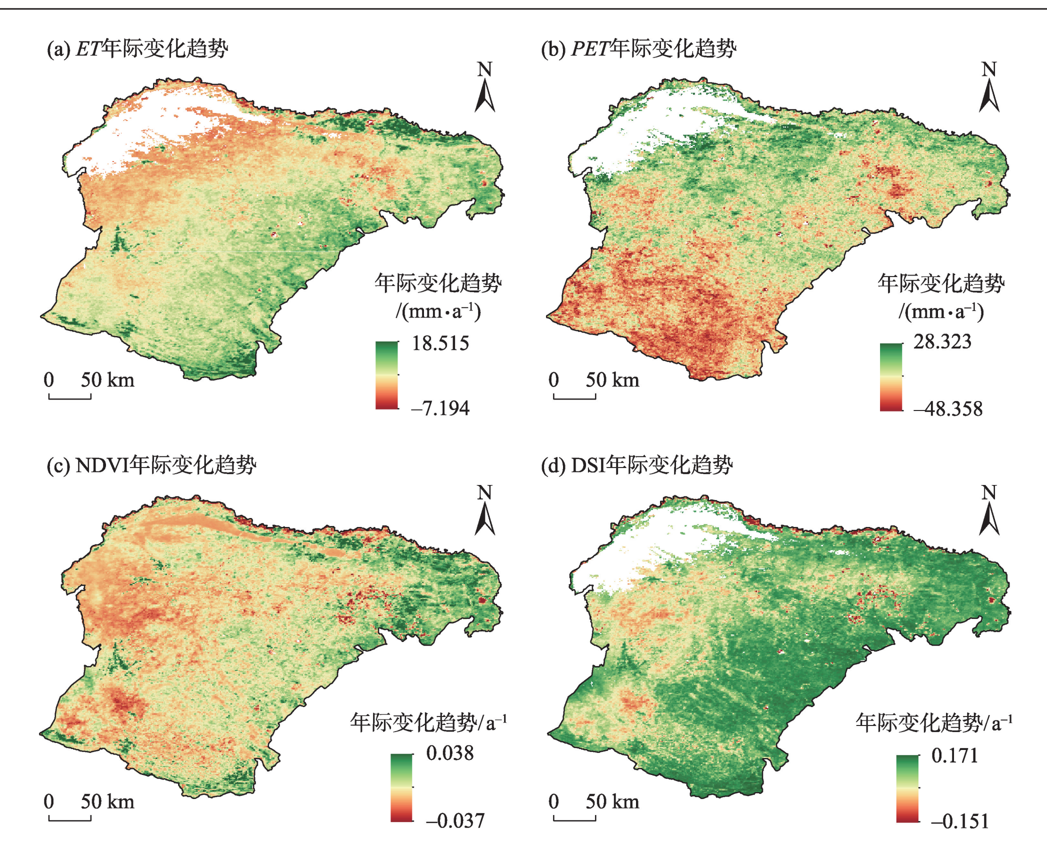


图4 鄂尔多斯2001—2020年*ET*、*PET*、NDVI和DSI的空间变化特征

Fig. 4 Spatial change characteristics of *ET*, *PET*, NDVI and DSI in Ordos from 2001 to 2020

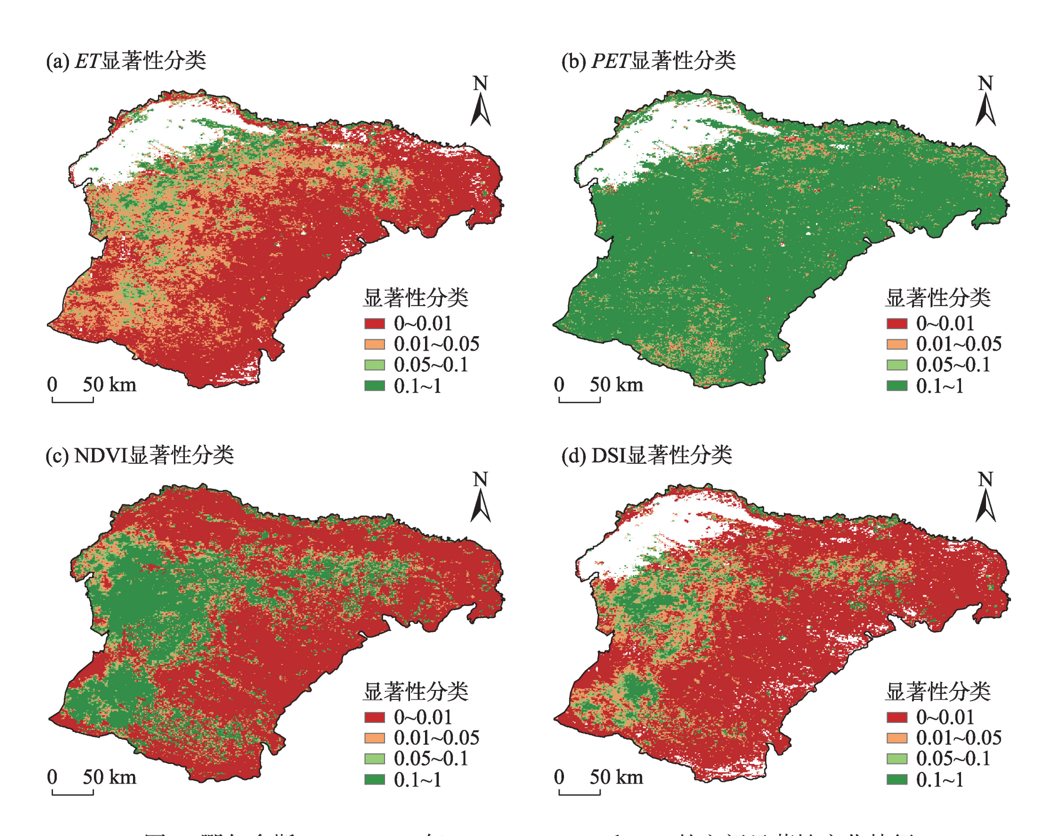


图5 鄂尔多斯2001—2020年*ET*、*PET*、NDVI和DSI的空间显著性变化特征

Fig. 5 Spatial significant change characteristics of *ET*, *PET*, NDVI and DSI in Ordos from 2001 to 2020

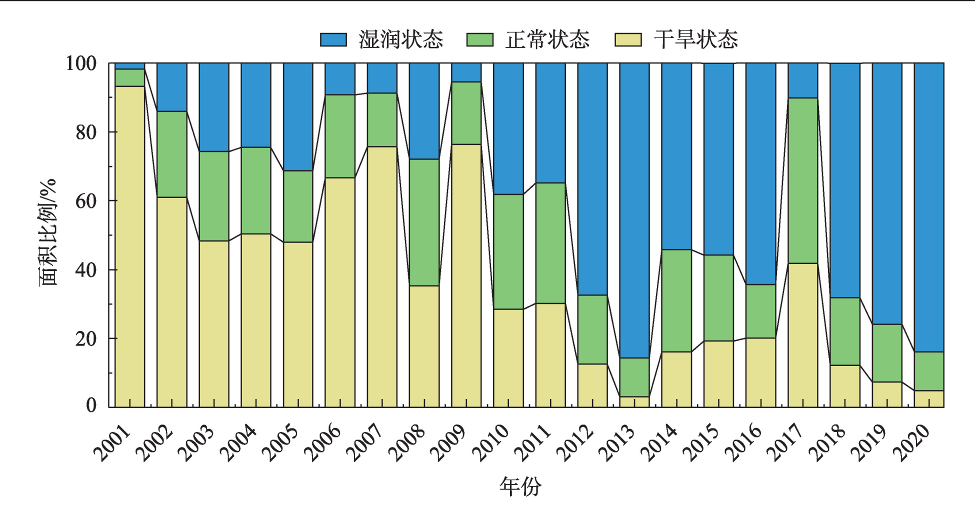
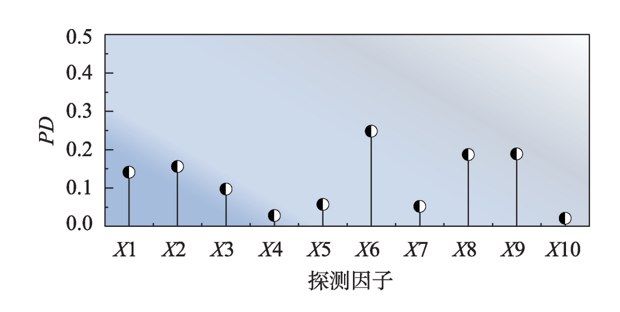


图6　干旱程度分级的面积变化

Fig. 6　Area variation of drought degree classification



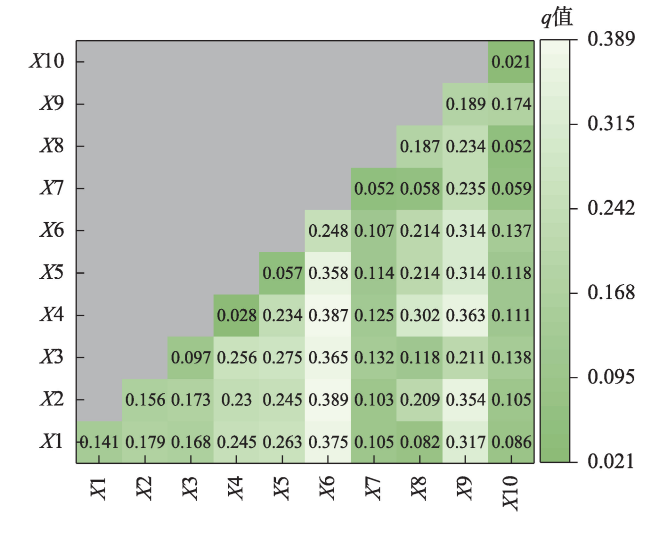
注：X1表示气温，X2表示降水，X3表示风速，X4表示日照时数，X5表示相对湿度，X6表示DEM，X7表示坡度，X8表示土地利用类型，X9表示土壤类型，X10表示地表粗糙度；$P<0.05$。下同。

图7　各驱动因子对DSI的解释力

Fig. 7　Explanatory power of each driving factor to DSI

土壤类型(0.189)＝0.317(图8)。降水对DSI的解释力为15.6%，与风速、日照时数、相对湿度、DEM和土壤类型的交互作用均为非线性增强，其中降水(0.156)∩DEM(0.248)＝0.389，降水∩土壤类型(0.189)＝0.354，总体对DSI的解释力超过35%。地表粗糙度对DSI的解释力为2.1%，但与土壤类型和风速的交互作用提高了其解释力，均超过10%。因此，各因子对DSI的影响不是独立的，而是通过交互作用共同发挥影响。

2.2.3　气候因子对DSI的影响　DSI与降水主要呈负相关，比例占总面积的69.64%(图9)。通过0.05显著性水平检验的面积占比为43.58%。DSI与气温的空间相关性分析显示，正相关区域占总面积的72.25%，而负相关区域占27.75%。然而，通过0.05显著性水平检验的区域面积占比仅为0.2%。特别是在研究区域的中部，负相关现象尤为显著。对于



	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
X10										0.021
X9									0.189	0.174
X8								0.187	0.234	0.052
X7							0.052	0.058	0.235	0.059
X6						0.248	0.107	0.214	0.314	0.137
X5					0.057	0.358	0.114	0.214	0.314	0.118
X4				0.028	0.234	0.387	0.125	0.302	0.363	0.111
X3			0.097	0.256	0.275	0.365	0.132	0.118	0.211	0.138
X2		0.156	0.173	0.23	0.245	0.389	0.103	0.209	0.354	0.105
X1	0.141	0.179	0.168	0.245	0.263	0.375	0.105	0.082	0.317	0.086

图8　各驱动因子对DSI的交互作用探测

Fig. 8　Detection of the interaction of each driving factor on DSI

水分供应不足的地区，气温的升高并不会促进有效蒸发，由于水分短缺，*PET*增加，而*ET*无法相应提高，导致*PET*与*ET*的差距扩大，进而降低DSI值，表明干旱程度加剧。这种现象反映了气温升高在水分匮乏环境下对区域干旱的负面影响。

3　结论与讨论

基于2001—2020年MODIS数据产品，通过计算DSI指数，分析了鄂尔多斯近20 a的干旱时空变化及特征，并利用地理探测器中单因子分析和交互式探测分析对DSI的10个影响因子进行了影响因素分析，得出如下主要结论：

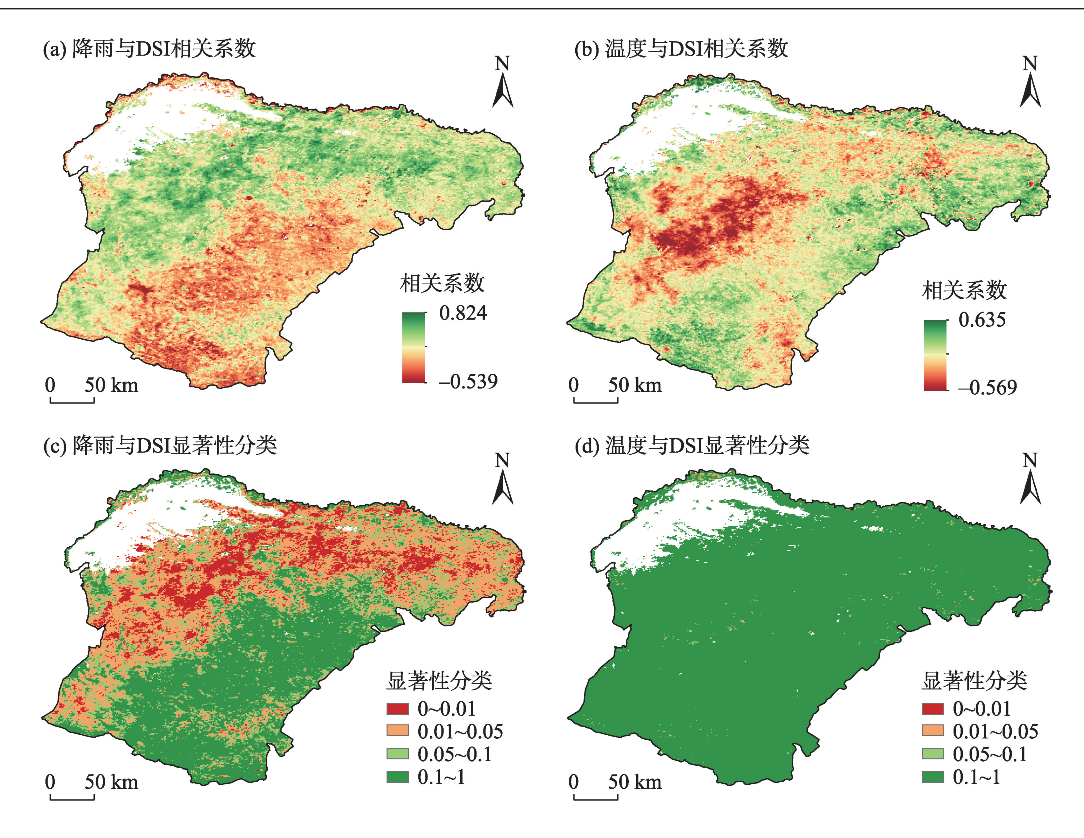


图9 DSI与气候因子的相关性和显著性空间分布

Fig. 9 Spatial distribution of correlation and significance between DSI and climate factors

（1）鄂尔多斯多年平均 *ET*、*PET*、NDVI 和 DSI 的分布存在明显的空间异质性，*ET* 和 NDVI 西南低东北高，*PET* 呈现出相反的空间格局，而 DSI 呈现西部干旱东部湿润的分布特征。

（2）鄂尔多斯近 20 a 间发生不同程度干旱，其中干旱面积呈现减小的趋势，最大的年份是 2001 年，占比为 93.23%，正常面积呈现减小的趋势，最大的年份是 2011 年，占比为 34.95%。

（3）单因子探测结果显示，气温、降水、土地利用类型、土壤类型和 DEM 是驱动研究区干旱化形成的主要影响因素。多因子交互下，气温和 DEM、降水和 DEM、日照时数和 DEM、相对湿度与 DEM 共同驱动干旱化形成。

尽管遥感技术在提高气象干旱监测空间精度方面具有一定优势，然而，遥感产品本身存在一定的反演误差，且鄂尔多斯地区复杂的地形地貌特征对遥感反演精度提出了更高的要求与挑战。此外，本文从自然以及土地表面类型这两方面分析了各类因子对干旱的影响，得出鄂尔多斯 DSI 的空间分异主要受气温、降水、土地利用类型、土壤类型和数字高程模型 5 个因子的影响，是鄂尔多斯干旱的主要驱动因素。这与王椰等[28]在黄土高原地区干旱的空间分异主要受高程、土壤类型、植被类型 3 个因子影响相近。同时也与马梓策等[29]在华北地区使用地理探测器探测影响干旱的因子解释力结果（土壤类型>植被类型>气温>降水>海拔>河流密度>城市距离>坡度>道路距离>人口密度>GDP>坡向）相近，然而汪士为[30]在内蒙古地区则认为干旱主要与降水和气温有关；袁沭等[31]在中国地区则认为干旱主要与温度、降雨和地表覆盖有关。但是除了气候变化和下垫面条件外，人类活动同样是影响干旱动态的重要因素。因此，未来的研究需要深入探讨人类活动对干旱演变的影响机制，更全面地理解区域干旱的形成与演变。

参考文献（References）：

[1] 高洁, 赵勇, 姚俊强, 等. 气候变化背景下中亚干旱区大气水分循环要素时空演变[J]. 干旱区研究, 2022, 39(5): 1371-1384. [Gao Jie, Zhao Yong, Yao Junqiang, et al. Spatiotemporal evolution of atmospheric water cycle factors in arid regions of Central Asia under climate change[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(5): 1371-1384.]

[2] Kartal S, Iban M C, Sekertekin A. Next-level vegetation health index forecasting: A ConvLSTM study using MODIS Time Series[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2024, 31: 18932-18948.

[3] 张强, 李栋梁, 姚玉璧, 等. 干旱形成机制与预测理论方法及其灾害风险特征研究进展与展望[J]. 气象学报, 2024, 82(1): 1-21. [Zhang Qiang, Li Dongliang, Yao Yubi, et al. Progress and prospect of the research on drought formation, prediction, and related risk assessment[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2024, 82(1): 1-21.]

[4] Kapari M, Sibanda M, Magidi J, et al. Comparing machine learning algorithms for estimating the maize Crop Water Stress Index (CWSI) using UAV-acquired remotely sensed data in Smallholder Croplands[J]. Drones, 2024, 8(2): 61.

[5] 张强, 姚玉璧, 李耀辉, 等. 中国干旱事件成因和变化规律的研究进展与展望[J]. 气象学报, 2020, 78(3): 500-521. [Zhang Qiang, Yao Yubi, Li Yaohui, et al. Progress and prospect on the study of causes and variation regularity of droughts in China[J]. Acta Meteorologica Sinica, 2020, 78(3): 500-521.]

[6] Wu Y, Jiang J, Zhang X, et al. Combining machine learning algorithm and multi-temporal temperature indices to estimate the water status of rice[J]. Agricultural Water Management, 2023, 289: 108521.

[7] 杨雅青, 张翀, 张婕, 等. 关中地区土壤干湿变化及对气候的响应[J]. 干旱区研究, 2024, 41(2): 261-271. [Yang Yaqing, Zhang Chong, Zhang Jie, et al. Changes in soil moisture and dryness and their response to climate change in the Guanzhong region[J]. Arid Zone Research, 2024, 41(2): 261-271.]

[8] 吴天晓, 李宝富, 郭浩, 等. 基于优选遥感干旱指数的华北平原干旱时空变化特征分析[J]. 生态学报, 2023, 43(4): 1621-1634. [Wu Tianxiao, Li Baofu, Guo Hao, et al. Analysis of drought variation characteristics in North China Plain based on optimized remote sensing drought index[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(4): 1621-1634.]

[9] Dobri R V, Sfîcă L, Amihăesei V A, et al. Drought extent and severity on arable lands in Romania derived from normalized difference drought index (2001-2020)[J]. Remote Sensing, 2021, 13(8): 1478.

[10] 高晓瑜, 汤鹏程, 张莎, 等. 内蒙古各气候区主要作物生长季干旱特征及其与响应因子回归模型[J]. 干旱区研究, 2022, 39(5): 1410-1427. [Gao Xiaoyu, Tang Pengcheng, Zhang Sha, et al. Drought characteristics and regression models of drought characteristics and response factors of various climatic areas in Inner Mongolia during main crop growing season[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(5): 1410-1427.]

[11] 童德明, 白雲, 张莎, 等. 干旱严重程度指数(DSI)在山东省干旱遥感监测中的适用性[J]. 中国农业气象, 2020, 41(2): 102-112. [Tong Deming, Bai Yun, Zhang Sha, et al. Applicability of Drought Severity Index(DSI) in remote sensing monitoring of drought in Shandong Province[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2020, 41(2): 102-112.]

[12] 王鹏新, 陈弛, 张树誉, 等. 基于LAI和VTCI及Copula函数的冬小麦单产估测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 255-263. [Wang Pengxin, Chen Chi, Zhang Shuyu, et al. Winter wheat yield estimation based on Copula function and remotely sensed LAI and VTCI [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(10): 255-263.]

[13] Liu Q, Zhang S, Zhang H, et al. Monitoring drought using composite drought indices based on remote sensing[J]. Science of the Total Environment, 2020, 711: 134585.

[14] 周义, 索文姣. 基于CWSI的汾河流域干旱时空变化特征[J]. 干旱区研究, 2024, 41(2): 191-199. [Zhou Yi, Suo Wenjiao. Spatiotemporal variation characteristics of drought in the Fenhe River Basin based on CWSI[J]. Arid Zone Research, 2024, 41(2): 191-199.]

[15] 曲学斌, 王彦平, 张煦明, 等. 干旱严重指数(DSI)在内蒙古地区的适用性分析[J]. 气象科技, 2021, 49(4): 612-620. [Qu Xuebin, Wang Yanping, Zhang Xuming, et al. Applicability analysis of Drought Severity Index (DSI) in Inner Mongolia[J]. Meteorological Science and Technology, 2021, 49(4): 612-620.]

[16] 程梦园, 曹广超, 赵美亮, 等. 香日德-柴达木河流域土壤湿度时空变化特征及其影响因素[J]. 干旱区研究, 2022, 39(2): 615-624. [Cheng Mengyuan, Cao Guangchao, Zhao Meiliang, et al. Temporal and spatial variation characteristics and influencial factors of soil moisture in the Xiangride-Qaidam RiverBasin[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(2): 615-624.]

[17] 汤诗怡, 张翔, 陈能成. 干旱指数的土壤湿度监测适应性分析[J]. 测绘科学, 2021, 46(11): 114-119. [Tang Shiyi, Zhang Xiang, Chen Nengcheng. Adaptability analysis of drought index in soil moisture monitoring[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(11): 114-119.]

[18] Chen Guojian, Fang Ning, Li Jianfeng, et al. Spatiotemporal variation and drivers of drought based on TVDI in the lower reaches of the Jinsha River[J]. Journal of Resources and Ecology, 2024, 15(1): 44-54.

[19] Um M J, Kim Y, Park D. Evaluation and modification of the drought severity index (DSI) in East Asia[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 209: 66-76.

[20] Zhang J, Mu Q, Huang J. Assessing the remotely sensed Drought Severity Index for agricultural drought monitoring and impact analysis in North China[J]. Ecological Indicators, 2016, 63: 296-309.

[21] Gang C, Wang Z, Chen Y, et al. Drought-induced dynamics of carbon and water use efficiency of global grasslands from 2000 to 2011[J]. Ecological Indicators, 2016, 67: 788-797.

[22] Khan R, Gilani H. Global drought monitoring with drought severity index (DSI) using Google Earth Engine[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2021, 146(1): 411-427.

[23] Wang L, Kotani A, Tanaka T, et al. Assessment of drought condi-

tion using remotely sensed drought severity index and its correlations with soil moisture product in Inner Mongolia[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2020, 141(1): 715-728.

[24] 刘珺, 梁韶卿, 李彦荣, 等. 多光谱干旱严重度指数的评价与修正[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(11): 3522-3529. [Liu Jun, Liang Shaoqing, Li Yanrong, et al. Evaluation and modifying of Multispectral Drought Severity Index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(11): 3522-3529.]

[25] Mu Q, Zhao M, Kimball J S, et al. A remotely sensed global terrestrial Drought Severity Index[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2013, 94(1): 83-98.

[26] Kafy A A, Bakshi A, Saha M, et al. Assessment and prediction of index based agricultural drought vulnerability using machine learning algorithms[J]. Science of the Total Environment, 2023, 867: 161394.

[27] 李鑫磊, 李瑞平, 王秀青, 等. 基于地理探测器的河套灌区林草植被覆盖度时空变化与驱动力分析[J]. 干旱区研究, 2023, 40(4): 623-635. [Li Xinlei, Li Ruiping, Wang Xiuqing, et al. Spatio-temporal change and analysis of factors driving forest-grass vegetation coverage in Hetao Irrigation District based on geographical detector[J]. Arid Zone Research, 2023, 40(4): 623-635.]

[28] 王椰, 史海静, 姜艳敏, 等. 基于TVDI的黄土高原干旱时空变化与其影响因素[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 184-195. [Wang Ye, Shi Haijing, Jiang Yanmin, et al. Spatio-temporal variation of drought characteristics and its influencing factors in Loess Plateau based on TVDI[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 184-195.]

[29] 马梓策, 孙鹏, 张强, 等. 基于MODIS数据的华北地区遥感干旱监测研究[J]. 地理科学, 2022, 42(1): 152-162. [Ma Zice, Sun Peng, Zhang Qiang, et al. Remote sensing drought monitoring of North China based on MODIS data[J]. Scientia Geographica Sinica, 2022, 42(1): 152-162.]

[30] 汪士为. 近20年内蒙古干旱时空动态及其对气候、蒸散发变化的响应[J]. 水土保持研究, 2022, 29(4): 231-239. [Wang Shiwei. Spatial and temporal dynamics of drought in Inner Mongolia in recent 20 years and its response to seasonal climate and evapotranspiration[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2022, 29(4): 231-239.]

[31] 袁沭, 邢秀丽, 居为民. 中国遥感干旱指数时空特征及其对气候和地表覆盖变化的响应[J]. 生态学报, 2023, 43(16): 6691-6705. [Yuan Shu, Xing Xiuli, Ju Weiming, et al. Temporal and spatial patterns of remote sensing drought indices and their responses to climate and land use changes in China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(16): 6691-6705.]

Spatial and temporal drivers of drought analysis using the geodetector in Ordos

WANG Sinan[1], WU Yingjie[1], WANG Hongzhou[2], LI Mingyang[3], WANG Fei[4],
ZHANG Wenying[4], MA Xiaoming[5], YU Xiangqian[1]

(1. Institute of Water Resources of Pastoral Area Ministry of Water Resources, Hohhot 010020, Inner Mongolia, China; 2. School of National Safety and Emergency Management, Beijing Normal University, Zhuhai 519087, Guangdong, China; 3. Water Resources Research Institute of Shandong Province, Jinan 250014, Shandong, China; 4. Inner Mongolia Water Conservancy Development Center, Hohhot 010020, Inner Mongolia, China; 5. Water Resources Research Institute of Inner Mongolia Autonomous Region, Hohhot 010010, Inner Mongolia, China)

Abstract: Drought is a significant natural disaster in Ordos, exacerbating desertification and degrading grassland vegetation. Therefore, studying drought in this region is crucial for effective drought prevention, desertification control, and ecological restoration. In this study, we explored the spatiotemporal dynamics and trends of drought and analyzed the driving factors behind the spatial differentiation of DSI using a geographic detector model. The results show that evapotranspiration (*ET*) and the normalized difference vegetation index (NDVI) in the Ordos exhibit a significant increasing trend ($P<0.05$), with rates of 4.291 $mm \cdot a^{-1}$ for *ET* and 0.004 a^{-1} for NDVI. Additionally, the interannual variation of DSI also showed a significant increase, with a trend change rate of 0.089. *ET* and NDVI showed a spatial pattern, with lower values in the southwest and higher values in the northeast. Conversely, *PET* showed a spatial pattern of higher values in the southwest and lower values in the northeast. The DSI showed a dry spatial pattern in the west and a wet pattern in the east. The spatial differentiation of the DSI was primarily affected by five factors, such as air temperature, precipitation, land use type, soil type, and the digital elevation model (DEM), with q value exceeding 0.15, indicating these are the main driving factors of drought in the Ordos. Multiple factors interact to drive drought in Ordos, with four key combinations—temperature and DEM, precipitation and DEM, sunshine duration and DEM, and relative humidity and DEM. Among these, the combination of precipitation (0.156) and DEM (0.248) exerted the strongest influence on drought occurrence, with a q value of 0.389. This study can provide a scientific basis for ecological protection and drought management measures in the region.

Keywords: Ordos; DSI drought index; geographical detector; spatial temporal change; driving factor